4M

УДК 629.7

Ю.И. Монич, В.В. Старовойтов, Е.Е. Коноплин
Государственное научное учреждение «Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси» (ОИПИ НАН Беларуси) г. Минск, Беларусь
julia2001 @ tut.by

Сегментация примерно однородных по яркости областей цифровых изображений*

Исследованы алгоритмы двунаправленной фильтрации, фильтр Кувахары, алгоритм среднего сдвига для сегментации примерно однородных по яркости областей цифровых изображений. Представлены результаты экспериментов. Даны рекомендации по выбору параметров. Результаты сегментации могут использоваться в качестве входных данных для высокоуровневых процедур автоматической обработки.

Введение

Целью данной статьи является поиск и разработка методов и алгоритмов, позволяющих автоматически сегментировать изображения на примерно однородные по яркости области. Эти области помогают определить на изображении границы некоторых объектов. Такая сегментация является важным предварительным этапом при решении многих прикладных задач дешифрирования и распознавания изображений.

Целью сегментации является разделение изображения S на визуально однородные области S_i. Степень однородности зависит от решаемой задачи.

$$
\begin{aligned}
&S = \{S_i\}, i = \overline{1, N} \\
&I = \bigcup_{i=1,N} S_i \\
&\forall i, j = \overline{1, N} : i \neq j \; S_i \bigcap S_j = \varnothing \\
&\forall i = \overline{1, N}, P(S_i) = \textit{истина} \\
&\forall i, j = \overline{1, N} : i \neq j \;\; P(S_i \bigcup S_j) = \textit{ложь}.
\end{aligned}
$$

Сегментация большинства реальных изображений представляет собой сложную задачу. Многие существующие алгоритмы сегментации изображений основываются на одном из двух базовых свойств сигнала яркости: разрывности и однородности [1]. В первом случае подход состоит в разбиении изображения на основании резких изменений сигнала, таких как перепад яркости на изображении. Во втором – используют разбиение изображения на области, однородные в смысле заранее выбранных критериев.

В наших экспериментах в дополнение к широкоиспользуемым методам сегментации исследовались алгоритмы двунаправленной (bilateral) фильтрации [2], фильтр Кувахары [3], алгоритм среднего сдвига (mean shift) [4].

* Работа частично выполнялась в рамках проекта INTAS № 06-1000024-9100.

1. Двунаправленная нелинейная фильтрация

Двунаправленная фильтрация выполняет сглаживание объектов на изображении, при этом сохраняет структуру (края объектов) изображения.

Двунаправленная фильтрация – это нелинейный и неитерационный процесс, комбинирующий пространственную (domain) и яркостную (range) фильтрацию. Двунаправленная фильтрация изображения $f(x)$ в общем виде описывается выражением:

$$h(x)=\frac{\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} f(\xi)c(\xi,x)s(f(\xi),f(x))d\xi}{\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} c(\xi,x)s(f(\xi),f(x))d\xi},$$

где $h(x)$ – выходное изображение, $c(\xi,x)$ и $s(f(\xi),f(x))$ – геометрическая близость и фотометрическое сходство (photometric similarity) соответственно между центром окрестности x и соседней точкой ξ.

Двунаправленная фильтрация заменяет исходное значение каждого пикселя изображения на сглаженное значение, вычисленное в окрестности заданного размера.

В простом случае двунаправленной фильтрации в качестве функции близости $c(\xi,x)$ используется гауссиан:

$$\mathrm{c(o,x)=e}^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\mathrm{d(o,x)}}{\mathrm{y_d}}\right)^2},$$

где $d(\xi,x)=d(\xi-x)=\|\xi-x\|$ – евклидово расстояние между пикселями ξ и x.

Аналогично, в качестве функции сходства $s(f(\xi),f(x))$ используется гауссиан:

$$\mathrm{s(o,x)=e}^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\text{д}(\mathrm{f(o),f(x)})}{\mathrm{y_r}}\right)^2},$$

где $\delta(\phi,f)=\delta(\phi-f)=\|\phi-f\|$ – евклидово расстояние между значениями яркостей ϕ и f.

Алгоритм двунаправленной нелинейной фильтрации

1. Значения яркости исходного полутонового изображения A размером MxN привести к диапазону [0,1].

2. Задать размер маски фильтра w, допустимые среднеквадратичное отклонение σ_d и среднеквадратичное отклонение яркости пикселей σ_r.

3. С помощью уравнения (1) сформировать маску размером *(2w+1)*(2w+1)* для пространственной фильтрации, $x \in (-w,w)$, $y \in (-w,w)$.

$$G(x,y)=e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_d^2}}. \quad (1)$$

4. В цикле для каждого пикселя изображения A*(i,j)*, где $1 \le i \le M, 1 \le j \le N$, выполнить:

а) с помощью уравнения (2) сформировать матрицу H отклонений яркости в окрестности I размером *(2w+1)*(2w+1)* текущего пикселя A*(i,j)*:

$$H(x,y)=e^{-\frac{(I(x,y)-A(i,j))^2}{2\sigma_r^2}}, \quad (2)$$

б) вычислить матрицу F путем поэлементного умножения H на G:

$$F(x,y) = H(x,y) \cdot G(x,y), \tag{3}$$

в) сформировать результирующее изображение B, вычислив в окрестности I размером $(2w+1)*(2w+1)$ каждого пикселя выражение (4):

$$B(x,y) = \frac{\sum \left(F(x,y) \cdot I(x,y) \right)}{\sum F(x,y)} \cdot 255. \tag{4}$$

5. Конец цикла.
6. Конец алгоритма.

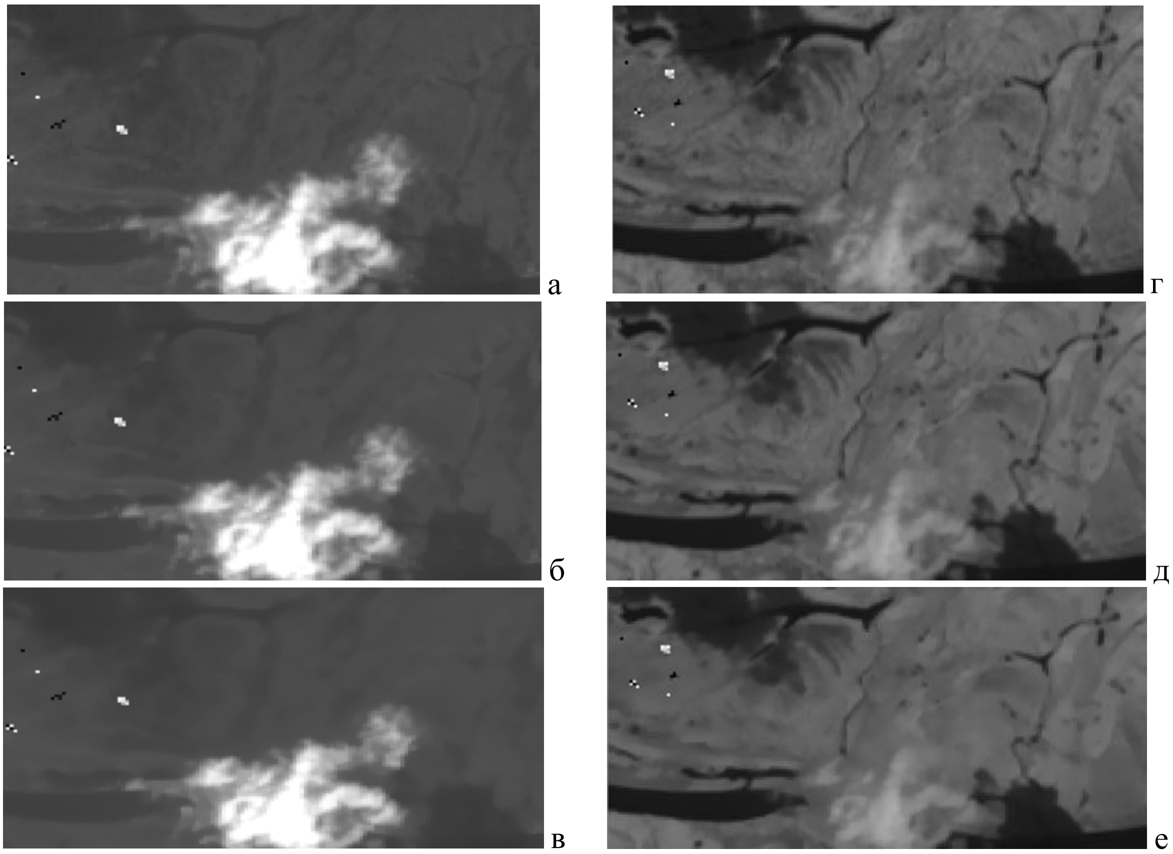


Рисунок 1 – Результат двунаправленной фильтрации изображения спутника Aster: а, г – исходные изображения (компоненты 1 и 3 соответственно); б, д – изображения, обработанные фильтром, с параметрами: $\sigma_d = 2$, $\sigma_r = 0{,}01$; в, е – изображения, обработанные фильтром с параметрами: $\sigma_d = 2$, $\sigma_r = 0{,}03$

На рис. 1 представлено исходное изображение спутника Aster и результаты двунаправленной фильтрации в окрестности 3х3 с различными значениями параметров σ_d и σ_r. Для демонстрации свойств фильтрации на исходное изображение нанесены черные и белые точки. На рис. 1б – в видно, что резкие края даже у малых объектов не размываются, но небольшие яркостные отличия сглаживаются. Такая фильтрация полезна для последующей классификации объектов изображения, например, при интерактивном дешифрировании.

2. Фильтр Кувахары

Этот оператор выполняет нелинейную фильтрацию изображений с сохранением резких краев. Результат похож на грубую сегментацию изображения.

Алгоритм фильтрации Кувахары

1. В цикле по всем пикселям исходного изображения, в окрестности каждого пикселя применить маску размером *(2w+1)*(2w+1)*.

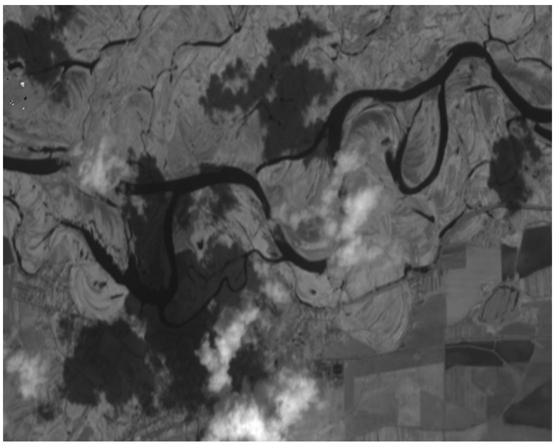
2. Окрестность разделить на 4 области, указанные цифрами I, II, III, IV, размером $w*w$.

I		III
	X	
II		IV

Рисунок 2 – Окрестность пикселя *X*

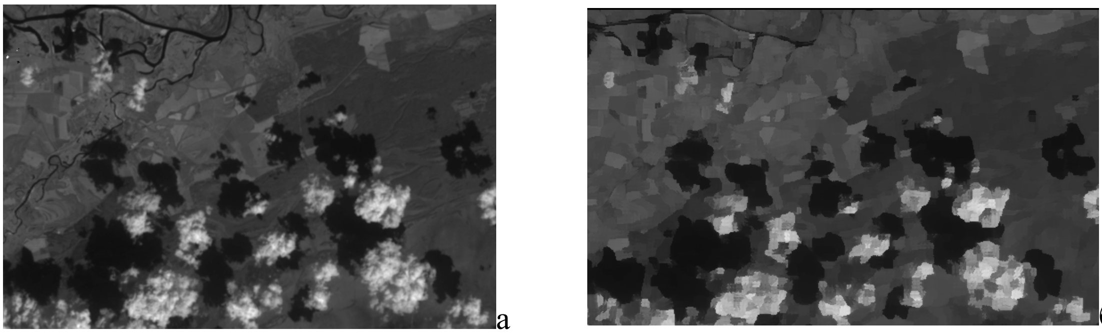
3. Вычислить среднюю яркость и дисперсию в каждой из областей I, II, III, IV.
4. Присвоить центральному пикселю *X* среднее значение яркости той области, дисперсия которой наименьшая.
5. Конец алгоритма.

Примеры обработки изображений фильтром Кувахары приведены на рис. 3 – 5. На обработанных изображениях хорошо видна сегментация на примерно однородные по яркости области с сохранением четких границ. Такая обработка полезна для примерной классификации полей и других земель, а также в качестве исходных данных для более точной интерактивной сегментации отдельных объектов.


а


б

Рисунок 3 – Результат фильтрации Кувахары
а – исходное изображение спутника Aster (компонент 3); б – изображение, обработанное фильтром с параметром $w = 11$



а б

Рисунок 4 – Результат фильтрации Кувахары
а – исходное изображение спутника Aster (компонент 4); б – изображение, обработанное фильтром с параметром $w = 5$

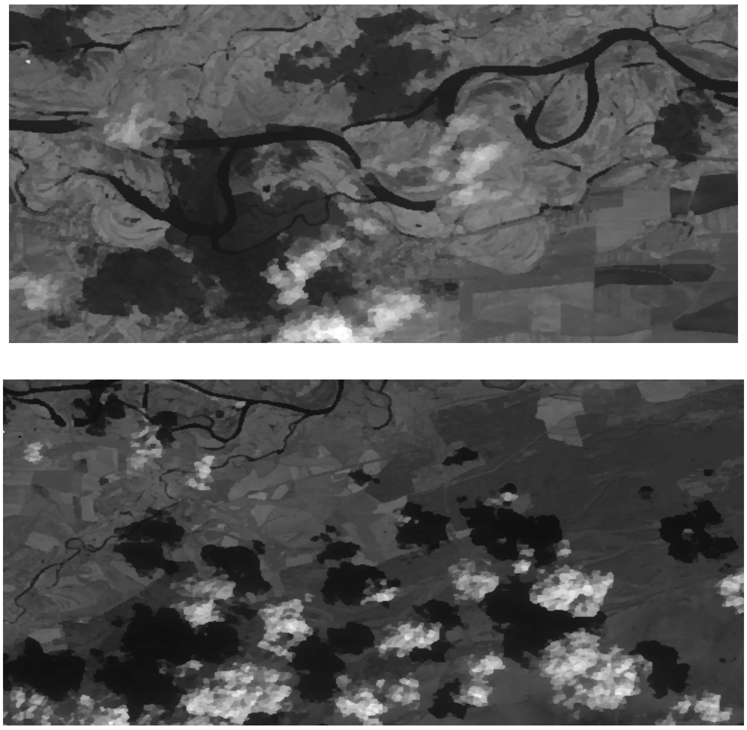


Рисунок 5 – Результат фильтрации Кувахары вышеприведенных компонентов 3 и 4 спутника Aster, обработанных три раза одним и тем же фильтром с параметром $w = 3$

3. Сегментация методом среднего сдвига

Данный адаптированный алгоритм описан в статьях [4], [5]. Основные идеи алгоритма описаны ниже.

Предполагаем, что функция плотности вероятности $p(x)$ p-мерного вектора признаков x – унимодальна. Это предположение используется для упрощения, в дальнейшем оно может быть опущено. Сфера Sx радиуса r, с центром в x содержит вектора признаков y таким образом, что $\| y - x \| \le r$. Тогда математическое ожидание вектора $z = y - x$ при заданных x и Sx:

$$\mu = \mathrm{E}[z \mid Sx] = \int_{Sx} (y - x) p(y \mid Sx) dy = \int_{Sx} (y - x) \frac{p(y)}{p(y \notin Sx)} dy. \quad (5)$$

Если сфера *Sx* достаточно мала, можно записать:

$$p(y \notin Sx) = p(x)V_{Sx}, \tag{6}$$

где $V_{Sx} = c \cdot r^p$ – объем этой сферы. Аппроксимация *p(y)* первого порядка

$$p(y) = p(x) + (y - x)^T \nabla p(x), \tag{7}$$

где $\nabla p(x)$ – градиент функции плотности вероятности *x*. Тогда

$$\mu = \int_{Sx} \frac{(y-x)(y-x)^T}{V_{Sx}} \frac{\nabla p(x)}{p(x)} dy. \tag{8}$$

Значение интеграла:

$$\mu = \frac{r^2}{p+2} \frac{\nabla p(x)}{p(x)} \tag{9}$$

или

$$\mathrm{E}[x \mid x \notin Sx] - x = \frac{r^2}{p+2} \frac{\nabla p(x)}{p(x)}. \tag{10}$$

Алгоритм среднего сдвига

1. Выбрать радиус *r* окна поиска.
2. Выбрать начальное местоположение окна.
3. Вычислить средний вектор сдвига, передвинуть окно поиска на этот вектор.
4. Повторить до сходимости.



а



б

Рисунок 6 – Результат сегментации методом среднего сдвига
а – исходное изображение спутника Quickbird; б – результат сегментации методом среднего сдвига

На рис. 6 – 7 представлены результаты сегментации методом среднего сдвига. Данный метод не применим для площадных объектов, обладающих явно выраженными текстурными свойствами, так как текстурные характеристики будут заменены усредненным значением яркости. В случае разных текстурных свойств, но одинаковых средних значений яркости в окне анализа, эти объекты могут быть объединены в один.

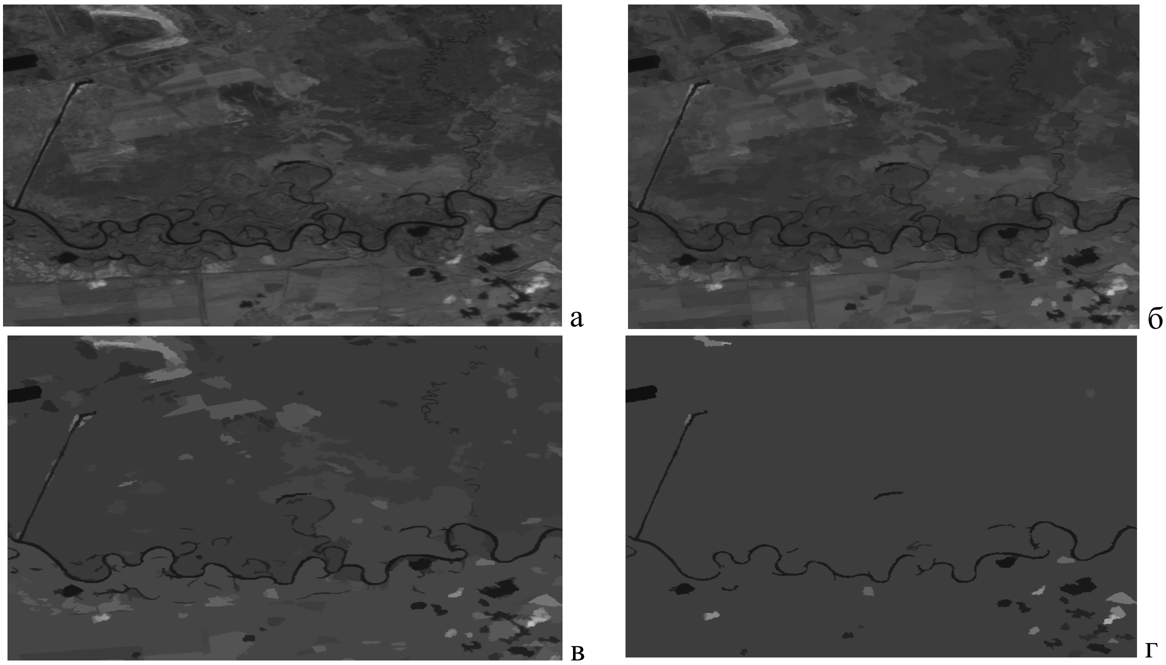


Рисунок 7 – Результат сегментации методом среднего сдвига
а – исходное изображение спутника Aster (компонент 4); б – г – результат сегментации методом среднего сдвига с разными параметрами

Выводы

Из-за наличия шумов различной природы на объектах изображения наблюдаются локальные яркостные искажения, связанные с неоднородностью отражения. Описанные выше алгоритмы сохраняют структуру и форму объекта, обеспечивая визуальное улучшение разделения площадных объектов, отличающихся между собой по яркости. Алгоритмы предназначены для предобработки снимков, содержащих площадные объекты, примерно однородные по яркости. Применение таких алгоритмов полезно для интерактивных ГИС-технологий, использующих дешифрирование различных объектов.

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005.
2. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images // Proc. of the Sixth International Conference on Computer Vision, Bombay, India, January 1998.
3. Kuwahara M., Hachimura K., Ehio S., Kinoshita M. Processing of ri-angiocardiographic images // Digital Processing of Biomedical Images. – New York: Plenum, 1976. – P. 187-203.
4. Fukunaga K., Hostetler L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition // IEEE Trans. on Information Theory. – Vol. 21, № 1. – 1975. – P. 32-40.
5. Comaniciu D., Meer P., Robust analysis of feature spaces: color image segmentation // CVPR. – 1976. – P. 750-755.

Статья поступила в редакцию 17.07.2008.